

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт космических и информационных технологий
Кафедра систем искусственного интеллекта

УТВЕРЖДАЮ
Заведующий кафедрой
_____ Г. М. Цибульский
подпись
«_____» _____ 2017 г.

БАКАЛАВАРСКАЯ РАБОТА

09.03.02.04 «Информационные системы и технологии в медиаиндустрии»

Разработка алгоритма определения микобактерий на микроснимках для выявления
туберкулеза

Руководитель	_____	старший преподаватель	К. В. Раевич
	подпись, дата		
Выпускник	_____		Д. С. Меснянкин
	подпись, дата		
Нормоконтролер	_____		М. А. Аникьева
	подпись, дата		

Красноярск 2017

СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	3
Глава 1. Обзорно-аналитическая часть	6
1.1 Компьютерная обработка изображений	6
1.2 Выбор сегментации.....	9
1.3 Пороговая сегментация изображения	12
Глава 2. Практическая часть	17
2.1 Материалы и методы для разработки алгоритма сегментации	17
2.2 Ручной подбор пороговых границ.....	20
2.3 Автоматизация подбора пороговых границ сегментации изображений	24
2.4 Время работы алгоритма	34
Заключение	35
Список использованных источников	36

ВВЕДЕНИЕ

Создание искусственных систем распознавания образов остаётся сложной теоретической и технической проблемой. Необходимость в таком распознавании возникает в самых разных областях. Оно может использоваться в системах видеонаблюдения, в медицине, в технической диагностике и в других областях. Важность и актуальность рассматриваемой задачи обусловлена, в первую очередь, ростом объемов получаемой информации, необходимостью в качественной, максимально быстрой ее обработке.

В медицине, процесс диагностики большого числа заболеваний включает использование микроскопической техники. С помощью микроскопа диагностируются онкологические, эндокринные или инфекционные заболевания. Современные компьютерные технологии позволяют осуществлять автоматизированный анализ различных изображений, в том числе и микроскопических. Это требует, как правило, использование методов и алгоритмов предобработки изображений, их сегментации для выделения на них объектов и дальнейшего изучения данных объектов или их идентификации.

На сегодняшний день известно большое количество алгоритмов сегментации изображений, использующих разные признаки и подходы. Кроме того, при исследовании сегментации изображений возникает задача оценки качества на некоторой заранее определенной выборке.

Однако большинство используемых для этого алгоритмов требует наличия ручной предобработки изображений или наличия априорных знаний об анализируемом изображении, что затрудняет их применение в практическом здравоохранении ввиду недостаточности специальных знаний и навыков у медицинского персонала.

Мониторинг бактериовыделения – это важнейшее условие ускорения диагностики туберкулеза и прерывания эпидемической цепочки. Единственным

методом, с помощью которого в учреждениях общей лечебной сети можно выявить больного туберкулезом бактериовыделителя, является бактериоскопический метод. Но на сегодняшний день есть несколько проблем по применению данного метода:

1. Укомплектованность кадрами лабораторий составляет 63%, в том числе врачами-бактериологами – более 50%. То есть первая проблема кадровая

2. В связи с первой проблемой поликлиники перестают делать этот метод. Это подтверждается тем, что доля больных туберкулезом, выявленных бактериоскопическим методом составляет лишь 0,23% от всех выявленных бактериовыделителей

3. Качество бактериоскопической диагностики. Большая доля ложноотрицательных результатов, которая составляет порядка 12%

Все эти проблемы можно решить путем автоматизации бактериоскопического метода. Как правило, автоматизированный анализ изображений складывается из 3 этапов. Первый – предобработка изображения, второй – сегментация изображения для выделения интересующих объектов и исключения сторонних объектов с изображения, и третий – непосредственно распознавание имеющихся объектов

Таким образом, в первую очередь необходимо решить вопрос сегментации бактериоскопических изображений.

Цель: разработка алгоритма сегментации цифровых изображений микроскопических препаратов мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена с использованием многослойных нейронных сетей.

Задачи:

1. Разработать способ предварительной обработки изображений микроскопических препаратов мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена для их последующей сегментации.

2. Разработать алгоритм сегментации изображений микроскопических препаратов мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена.

3. Оценить время работы разработанного алгоритма сегментации изображений микроскопических препаратов мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена.

ГЛАВА 1. ОБЗОРНО-АНАЛИТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ

Любая форма обработки информации, для которой входные данные представлены изображением, например, фотографиями или видеокадрами называется обработкой изображений. Обработка изображений может осуществляться как для получения изображения на выходе (например, подготовка к полиграфическому тиражированию, к телетрансляции и т. д.), так и для получения другой информации (например, распознавание текста, подсчёт числа и типа клеток в поле микроскопа и т. д.).

Сегодня редактирование изображений проводится в основном на компьютере растровыми редакторами в цифровом виде. Современные редакторы не лишены недостатков, однако грамотное их использование позволяет решить большинство задач, возникающих при редактировании изображений.

1.1 Компьютерная обработка изображений

Обработка изображения — это любая форма обработки информации, для которой входные данные представлены изображением. Обработка изображений может осуществляться как для получения изображения на выходе (например, предобработка для каких-либо других задач), так и для получения другой информации (например, выделение объектов, подсчет объектов, распознавание образов и так далее).

Цифровая обработка изображений, в отличие от аналоговой, которая еще совсем недавно была очень популярна, является более надежным, точным и гибким способом обработки изображения. Для цифровой обработки активно применяются вычислительные машины, используя графические системы. И, естественно, от развития и уровня вычислительных систем зависят возможности человека в решении задач, связанных с обработкой изображений

Во многих областях человеческой деятельности изображения являются источником информации. Поэтому повышение их информативности всегда находилось в центре внимания специалистов, которые занимаются разработкой методов обработки изображений. Одним из методов повышения информативности изображений является – сегментация

Сегментация (обработка изображений) – это процесс разбиения цифрового изображения на однородные области – сегменты (множество пикселей) по некоторому признаку. Сегментация отделяет объект от фона, для того, чтобы легко обрабатывать изображения и идентифицировать его содержимое. Одним из основных методов сегментации является – выделение границ (контуров) между сегментами на основе анализа градиентов функции яркости.

Цель сегментации заключается в упрощении и изменении представления изображения, чтобы его было проще и легче анализировать. Используется сегментация обычно для того, чтобы выделить интересующие объекты или границы на изображениях с близкими яркостями, если изображения монохромные или цветами, если изображения полноцветные. Исключение излишних объектов с изображения, происходящее при его сегментации, способствует лучшему восприятию и анализу смысла содержимого, таким образом, повышая информативность изображения. Более точное понятие сегментации изображений – процесс присвоения меток каждому пикселю изображения, где пиксели с одинаковыми метками имеют общие визуальные характеристики. Все пиксели в сегменте похожи друг на друга по определенным характеристикам или свойствам (цвету, яркости, текстуре), а соседние сегменты отличаются по этим характеристикам. Результатом сегментации изображений являются множество сегментов или контуров, которые покрывают всё изображение

Методов сегментации существует множество, и разные методы ориентированы на разные свойства разбиения изображения. Поэтому при выборе метода сегментации в той или иной задаче следует руководствоваться

тем, какие же свойства разбиения действительно важны и какими свойствами обладает исходное изображение. Также необходимо решить, какая степень детализации, до которой доводится разделение на классы, оказывается приемлемой. Все зависит от каждой конкретной решаемой задачи. Например, при анализе микросхем задачей выделения объектов может быть выделение блоков микросхем и радиодеталей, а может быть обнаружение трещин на этих радиодеталях. Тогда логично, что в первом случае необходимо ограничиться более крупной детализацией.

Выбор метода сегментации изображений напрямую зависит от конкретной задачи, которую необходимо решить. Эффективность решения задач сегментации изображений зависит от качества выделенных границ. Методы сегментации изображений чаще всего базируются на разрыве и подобию значений на изображении. Разрыв яркости основан на резких изменениях значений интенсивности, а подобие значений на разделение изображения на области, подобные согласно ряду заранее определенных признаков. При выборе метода необходимо учитывать, что свойства объектов, под влиянием внешних факторов могут изменяться. Например, при изменении освещенности меняются яркостные характеристики объектов, или объекты имеют неоднородную яркость или слабо выраженную текстуру. В том случае, когда в кадре находится множество объектов с похожими признаками,двигающихся по произвольным траекториям, перекрывающим друг друга, провести точную сегментацию почти невозможно

На практике сегментация изображений применяется для разных задач:

- выделение объектов на спутниковых снимках;
- определение площади наводнения;
- распознавание лесных пожаров;
- распознавание дорожных знаков;
- разделение цифр на номерном знаке;
- распознавание отпечатков пальцев;
- распознавание лиц;

- распознавание объектов гидрографии;
- обнаружение и распознавание воздушных объектов;
- распознавание печатного и рукописного текста;
- в медицине: распознавание участков кожи человека на фотоснимках (идентификация злокачественных опухолей и заболеваний кожи); определение объемов ткани; распознавание клеток крови: лейкоцитов, эритроцитов, тромбоцитов.

Существующие на сегодняшний день методы сегментации изображений не всегда дают удовлетворительный результат, поэтому необходимы новые решения определенных задач с использованием базовых подходов сегментации и их комбинирования. Исследование и разработка методов сегментации изображений является актуальной задачей.

1.2 Выбор сегментации

Для начала рассмотрим алгоритмы для выделения контуров и границ изображений. Граница является местным изменением яркости на изображении. Нахождение границ объектов сохраняют важную информацию об объектах на изображении, их форму, размер, количество, а также уменьшают количество данных, которые нужно обработать. Особенность обнаружения границ – возможность извлечь точную линию с хорошей ориентацией. Оцениваются результаты обработки сугубо индивидуально и зависят от области их применения. Обнаружение контуров – это процесс, который обрисовывает в общих чертах объекты, получая тем самым некоторые базовые знания об изображении. Этот процесс является самым популярным подходом для обнаружения значительных неоднородностей, так как он облегчает высокоуровневый анализ изображения. При определении подходящего алгоритма выделения контуров необходимо учитывать такие параметры, как структура контура, ориентация, наличие шума, тип шума на изображении. Существуют проблемы при обнаружении контуров объектов: расположение

контуров, нахождение ложных контуров, пропуск истинных контуров, помехи в виде шума, высокие затраты времени на обработку. В данной работе рассмотрены наиболее популярные методы. К ним относятся: оператор Робертса, Собеля, Прюитта, метод Marr-Hildreth, детектор границ Кэнни (Ramadevi Y., Sridevi T., Хрящёв Д. А.).

Далее рассмотрим методы, основанные на нахождении порогов. Недостаток метода в том, что рассматривается только интенсивность, а не отношения между пикселями. Для реализации кластеризации основанной на методе k-средних требуются априорные знания количества выделяемых кластеров. К ним относятся: алгоритм OTSU, кластеризация на основе схемы K-средних, нейросетевой классификатор, EM-алгоритм (Ramadevi Y., Sridevi T., Хрящёв Д. А.).

Изложенные выше алгоритмы сегментации и их характеристики представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Алгоритмы сегментации изображений и их характеристики

Название алгоритма	Работа алгоритма без участия человека	Получение объекта	Оборудование	Наличие априорных знаний о форме объекта
Алгоритм Робертса	Изображения подвергались предварительной обработке	Вычисление градиента на двумерных изображениях. Свертка с ним соответствует выделению областей высокой пространственной частоты, которые зачастую и являются краями изображенного объекта	Нет	Не требуется
Алгоритм Собеля	Изображения подвергались предварительной обработке	2-D пространственное измерение градиента на изображении — выделяются области с высокой пространственной частотой, которые часто соответствуют контурам	Нет	Не требуется
Алгоритм Прюитта	Изображения подвергались предварительной обработке	Приблизительный способ оценки величины и ориентации края	Нет	Не требуется

Метод Marr-Hildreth	Изображения подвергались предварительной обработке	Нахождение непрерывных кривых везде, где заметны быстрые и резкие изменения яркости группы пикселей	Нет	Не требуется
Алгоритм Кэнни	Изображения подвергались предварительной обработке	Метод, нахождения контуров, который изолирует шум на изображении без затрагивания особенности краев на изображении	Нет	Не требуется
Алгоритм OTSU	Изображения подвергались предварительной обработке	Вычисление порога бинаризации для полутонового изображения. Разделение пикселей на два класса «полезные» и «фоновые»	Нет	Не требуется
Кластеризация на основе схемы К-средних	С участием человека – распределение объектов в соответствии с их признаками по классам	Распознавание объектов, включающее в себя выделение характерных признаков объектов	Нет	Требуется
Нейросетевой классификатор	С участием человека – выделяются все клетки на изображении в виде отдельных картинок (для подсчета клеток)	Полученный набор картинок подается на вход нейросетевого классификатора, который расставляет метки в соответствии с типом клетки	Нет	Требуется
ЕМ-алгоритм	Заранее известно число компонент, иногда число компонент оценивается визуально	Без получения объекта. По цвету точек определяется принадлежность классу	Нет	Не требуется

Существующие алгоритмы, приведенные в таблице 1, были опробованы и по ряду критериев не подходили для решения задач. Было принято решение разработать собственный алгоритм сегментации изображений, основанный на методах пороговой сегментации микроскопических препаратов мокроты.

1.3 Пороговая сегментация изображения

Пороговые методы – методы сегментации, основанные на разделении изображения на 2 и более частей, основываясь на некоторых пороговых значениях. Данные методы обладают интуитивно понятными свойствами и просты в реализации.

Базовыми являются два метода:

- метод с глобальным порогом;
- метод с адаптивным порогом.

Все остальные методы этого класса являются производными от этих двух алгоритмов.

Основная концепция

На рисунке 1 показаны гистограммы некоторых изображений. В данном случае такие гистограммы соответствуют изображению со светлыми объектами на темном фоне. Можно видеть, что все пиксели сгруппированы вокруг нескольких основных центров. Очевидно, что для выделения этих областей, достаточно выбрать некоторое значение T и определить все точки, имеющие $f(x, y) > T$, как принадлежащие объекту, а в противном случае – принадлежащие фону. Тогда получаемое на выходе изображение определяется выражением:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } f(x, y) > T \\ 0, & \text{if } f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (1.1)$$

где 1 – значение для пикселя, соответствующего объекту;

0 – значение для пикселя, соответствующего фону.

Если значение T одинаково для всех точек изображения, то такой порог называют глобальным. Если значение T зависит от пространственных координат x и y , то такой порог называют динамическим. Если же T зависит от значения $f(x, y)$, то такой порог называют адаптивным.

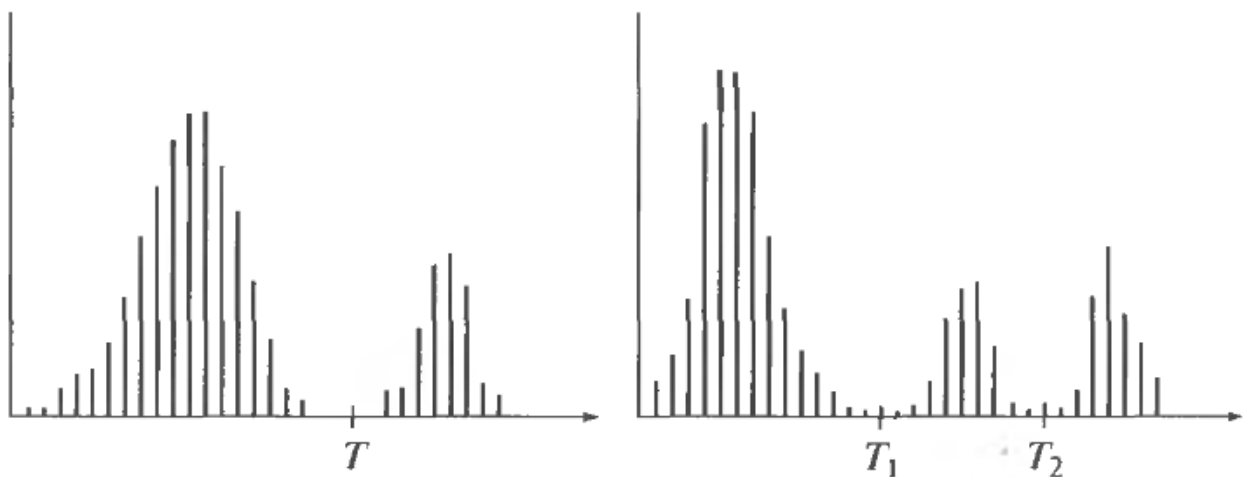


Рисунок 1 Пример гистограмм с возможностью разделения одиночным (T) и множественным (T_1, T_2) порогами.

Пороговый метод с глобальным порогом

Данный метод является простейшим. После выбора глобального порога, происходит поэлементная проверка всего изображения. Процедура подразумевает разделение изображения на две области: первая относится к объекту, вторая – к фону. В данном случае успешность целиком зависит от того, насколько хорошо диаграмма поддается разделению. Успешного применения данного метода можно ожидать в условиях контролируемого освещения.

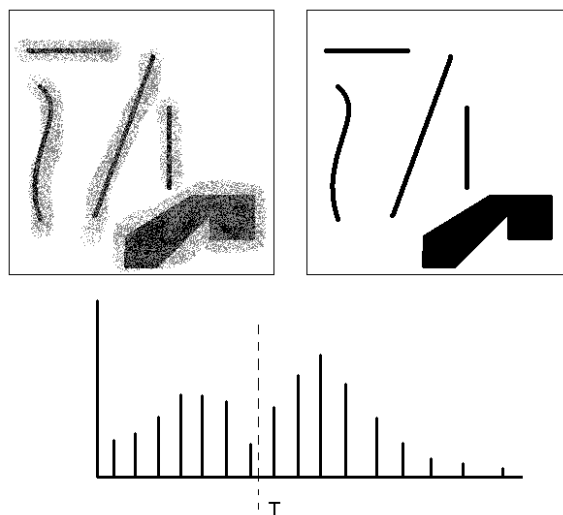


Рисунок 2 — Пример разделения изображения с использованием глобального порога T .

На рисунке 2 слева приведено исходное изображение, справа — полученное после обработки.

Для данного метода возможен автоматический выбор порога. Для этого применяется следующий алгоритм:

1. выбирается некоторая начальная оценка порога T ;
2. используя порог, сегментируем изображение на две области G_1 и G_2 ;
3. вычисляем значения μ_1 и μ_2 средних значений яркости областей G_1 и G_2
4. вычисляем новое значение порога по формуле:
$$T = 12(\mu_1 + \mu_2)$$
5. вычисляем шаги 2–4 до тех пор, пока разница значений при соседних итерациях не окажется меньше либо равно некоторому ΔT .

Вычисление средних значений яркости имеет смысл, если априори известно, что фон и объект имеют сравнимые площади на изображении. Если же площадь объекта мала, то доминирующим будет фон и в этом случае разделение по средней яркости области будет не очень хорошим. В этом случае в качестве вычисляемых критериев μ_1 и μ_2 можно использовать полусумму минимального и максимального значений яркости.

Пороговый метод с адаптивным порогом

В предыдущем разделе было указано, что метод с глобальным порогом хорош до тех пор, пока мы имеем контролируемое освещение. Как только освещение становится неравномерным, хорошо разделяемая гистограмма может превратиться в плохо разделяемую гистограмму, и метод не сработает. В

этом случае исходное изображение следует разделить на подобласти, в каждой из которых для сегментации ищется и используется свой порог. Основной проблемой здесь является задача разбиения изображения на подобласти и выбор для каждой из них своего порога.

Поскольку порог зависит от характеристик подобласти изображения, такой порог называют адаптивным. На рисунке 3 приведен пример использования глобального и адаптивного порогов.

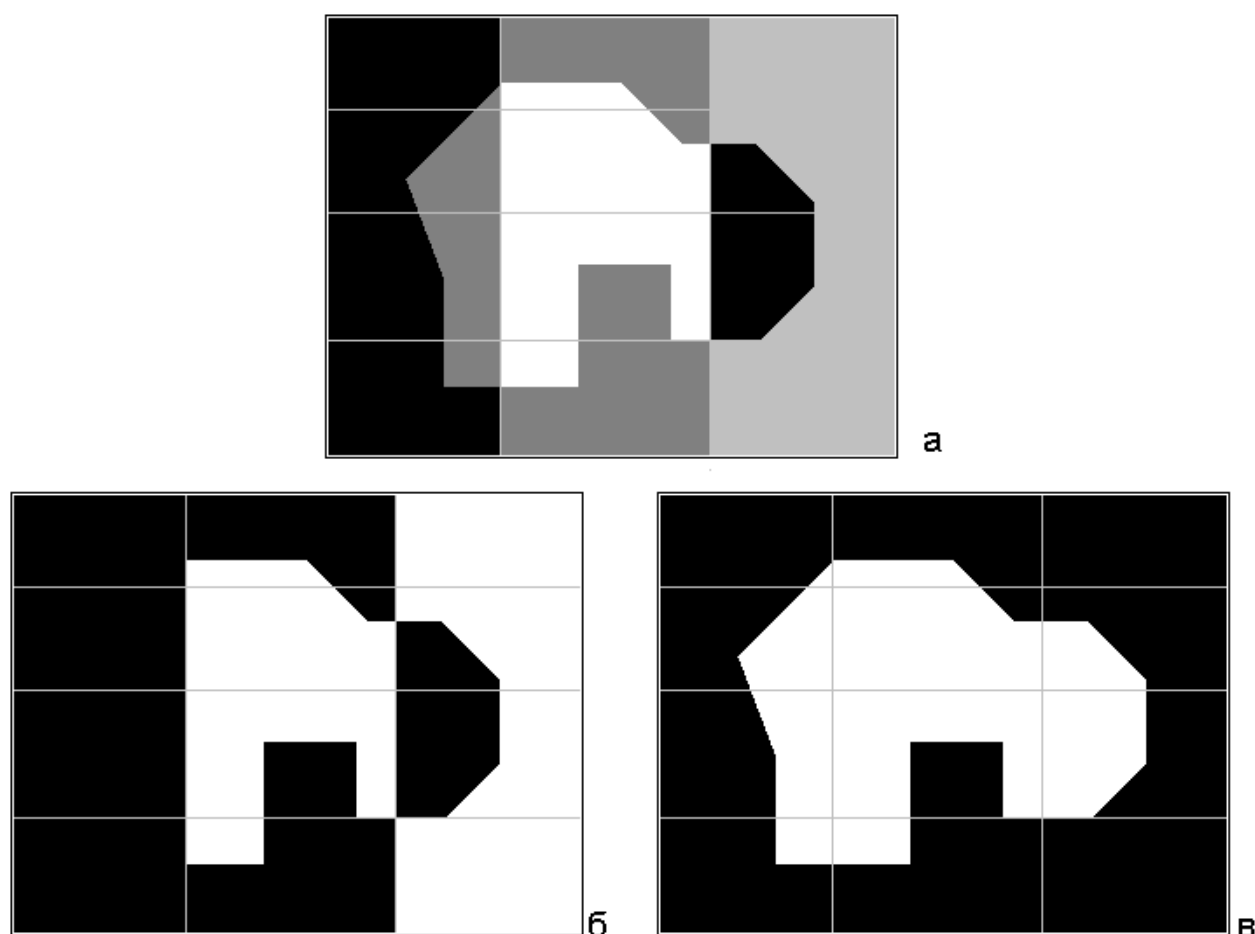


Рисунок 3 — Пример обработки изображения глобальным (б) и адаптивным (в) порогами.

На рисунке 3а показано начальное изображение некоторой области.

На рисунке 3б представлен результат использования глобального порога. Как видно, правая часть искомой области затерялась, так как значения пикселей фона и пикселей объекта слились и были отсечены как фон.

На рисунке 3в показан результат использования адаптивного порога.

В качестве критерия разбиения удобно использовать понятие дисперсии освещения. То есть изображение разбивается на области, освещенность которых приблизительно одинакова.

Дисперсия вычисляется по формуле

$$\sigma^2(z) = \sum_{i=0}^{l-1} (z_i - m)^2 p(z_i)$$

где z_i – величина, соответствующая яркости элементов изображения;

$p(z_i)$, $i=0,1,2,\dots,l-1$ – гистограмма z , где m обозначает число различных уровней яркости.

1.4 Резюмирование главы

На сегодняшний день предложено множество методов и алгоритмов для сегментации полутоновых изображений в градациях серого цвета. В последние годы все больше визуальная информация регистрируется в виде цветных изображений. Задача сегментации цветных изображений является более сложной, по сравнению с полутоновыми изображениями. Обычно цифровые изображения, представлены в цветовом пространстве RGB, в этом пространстве любой цвет является результатом смешивания трех базовых цветов разной яркости. Если в полутоновом изображении пиксель может иметь 256 оттенков яркости, то в случае цветного изображения пиксель может иметь один из 256 оттенков яркости каждого из трех цветов, в итоге количество возможных цветов равно $(256)^3 = 16\,777\,216$. Таким образом, возникают трудности при адаптации известных методов и алгоритмов сегментации полутоновых изображений для обработки цветных изображений.

Определены четыре критерия, которым должен соответствовать алгоритм сегментации изображений для решения поставленных задач: работа алгоритма без участия человека, получение объекта, работа алгоритма без дополнительного оборудования, отсутствие наличия априорных знаний о форме объекта.

ГЛАВА 2. ПРАКТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ

Для разработки алгоритма сегментации цифровых изображений микроскопических препаратов мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена, как было сказано в прошлой главе, определены 4 основных критерия будущего алгоритма. Используемым методом сегментации является пороговая обработка изображения. Она является одной из наиболее простых и важных процедур поэлементных преобразований и почти всегда предшествует процессу анализа и распознавания изображений. Данная операция заключается в сопоставлении значения яркости каждого пикселя изображения с заданным значением порога. Выбор соответствующего значения пороговой величины дает возможность выделения на изображении областей определенного вида.

Операция порогового разделения, которая в результате дает бинарное изображение, называется бинаризацией. Целью операции бинаризации является радикальное уменьшение количества информации, содержащейся на изображении. В процессе бинаризации исходное полутоновое изображение, имеющее L уровней яркости, преобразуется в черно-белое изображение, пиксели которого имеют только два значения – 0 и 1. Поскольку количество информации в бинарном изображении почти на порядок меньше, чем в совпадающим с ним по размерам полутоновом изображении, то бинарное изображение легче обрабатывать, хранить и пересылать.

2.1 Материалы и методы для разработки алгоритма сегментации

В качестве материала исследования использовались 450 цифровых изображений, полученных при микроскопии 10 мазков мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена. Для приготовления мазков использовалась мокрота пациентов, больных туберкулезом легких. Обработка мокроты методом Циля-Нильсена окрашивает кислотоустойчивые микобактерии в цвета красного

оттенка, а иные элементы, имеющиеся в мокроте, в цвета синего оттенка, что изображено на рисунке 4.

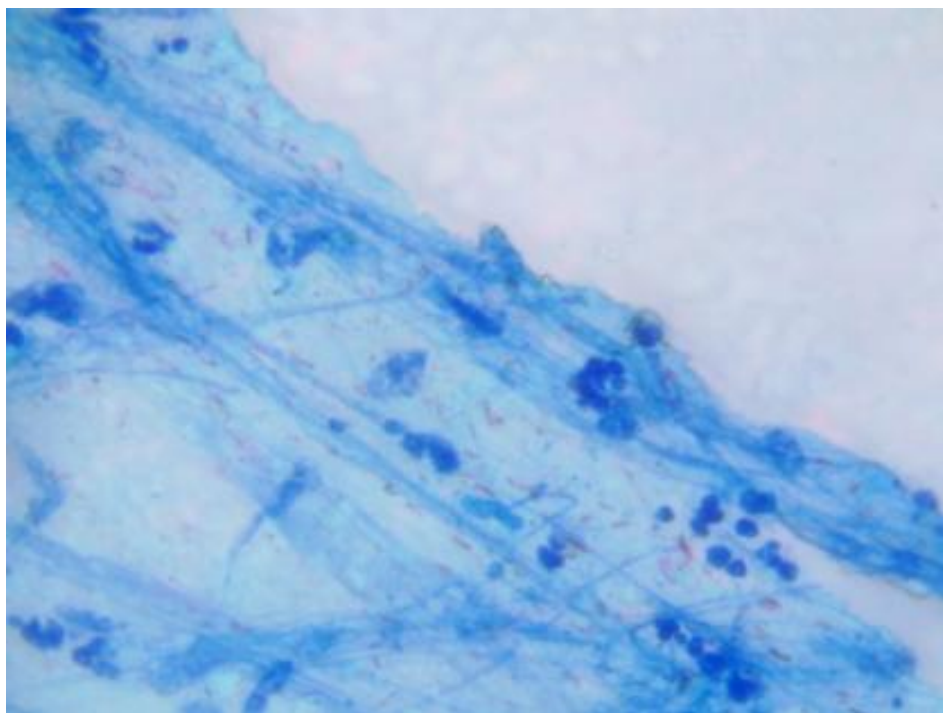


Рисунок 4 — Микроснимок, окрашенный методом Циля-Нильсена

Далее осуществлялась световая микроскопия приготовленных мазков с использованием тринокулярного микроскопа Микромед 1 вар. 3–20 при увеличении 10х60 с установленной цифровой камерой TourCam UCMOS01300KPA с разрешением 0,3 МР. На каждом препарате осуществлялась съемка 45 полей зрения. Каждое изображение имело разрешение 572х422 пикселей. Несмотря на то, что методом Циля-Нильсена кислотоустойчивые микобактерии окрашиваются в цвета красного оттенка, а иные элементы мокроты в цвета синего оттенка, данная информация не позволяет осуществлять сегментацию изображения только лишь, выделяя красные участки изображения. Это обусловлено тем, что красный цвет в системах компьютерного зрения имеет довольно широкие и неоднозначные границы.

Для автоматизированного анализа изображений использовались цветовые модели RGB и HSV. В каждом анализируемом изображении, исходя из

значений цвета каждого пикселя, рассчитывались следующие параметры пикселей: значение красного цвета пикселя (R), значение зеленого цвета пикселя (G), значение синего цвета пикселя RGB (B), значение яркости пикселя (Y), значение оттенка пикселя (H), значение насыщенности цвета пикселя (S), значение пикселя (V).

Определение значений R, G и B осуществлялось стандартными средствами операционной системы. Определение значения Y осуществлялось по следующей формуле (Порев В. Н.):

$$Y = 0,299 * R + 0,587 * G + 0,114 * B \quad (2.1)$$

где, Y – значение яркости пикселя, R, G, B – значения, соответствующих составляющих цвета пикселя.

Определение значений H, S и V осуществлялось по следующему алгоритму [Agoston M.K.]:

1. Из трех значений пикселя R, G и B определялось максимальное значение (Max).
2. Из трех значений пикселя R, G и B определялось минимальное значение (Min).

3. Значение H рассчитывалось согласно следующей формуле:

$$4. \quad H = \begin{cases} 0, & \text{если } max = min \\ 60 * \frac{G-B}{max-min} + 0, & \text{если } max = R \text{ и } G \geq B \\ 60 * \frac{G-B}{max-min} + 360, & \text{если } max = R \text{ и } G < B \\ 60 * \frac{B-R}{max-min} + 120, & \text{если } max = G \\ 60 * \frac{R-G}{max-min} + 240, & \text{если } max = B \end{cases} \quad (2.2)$$

$$5. \quad \text{Значение S: } S = \begin{cases} 0, & \text{если } max = 0 \\ \left(1 - \frac{min}{max}\right) * 100, & \text{если } max \neq 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

6. Значение	V:	$V = \frac{max}{255} * 100$
(2.4)		

Таким образом, каждый пиксель на изображениях представлялся 7 параметрами: R, G, B и Y (диапазон значений данных параметров от 0 до 255), H (диапазон от 0 до 360), S и V (диапазон от 0 до 100).

2.2 Ручной подбор пороговых границ

Было установлено, что для того чтобы сегментировать изображение можно воспользоваться стандартными граничными значениями параметров H, S и V. Четыре из этих граничных значений могут быть использованы на любом изображении: верхняя граница H=360, верхняя граница S=70, нижняя граница V=70, верхняя граница V=100, но два параметра, такие как Нижняя граница H и Нижняя граница S для каждого изображения являются индивидуальными. Установление значений этих двух параметров осуществлялся нами вручную для каждого изображения.

Ручной подбор осуществляется в программе для сегментации изображений (рисунок 5).

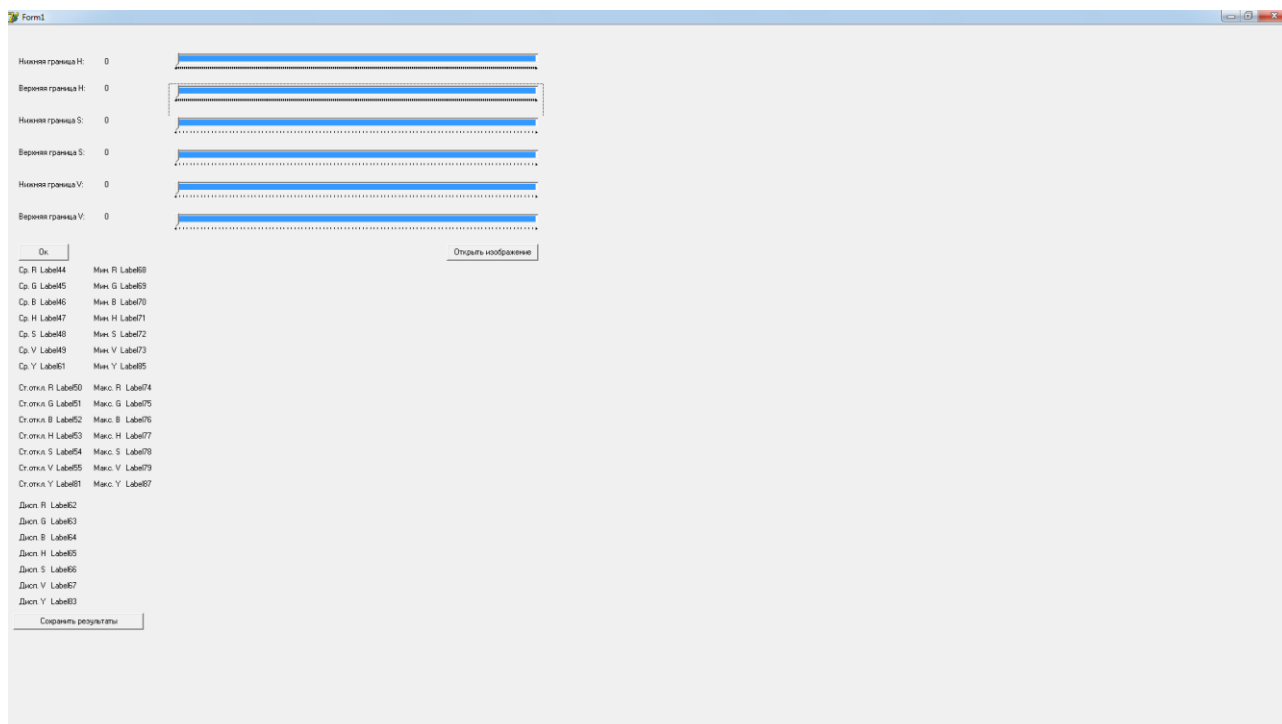


Рисунок 5 – Окно программы для сегментации изображения

При загрузке изображения в программе (рисунок 6), заранее рассчитываются параметры для каждого изображения: среднее значение по R, G, B, H, S, V; стандартное отклонение по R, G, B, H, S, V; дисперсия по R, G, B, H, S, V; минимальное и максимальное значение по R, G, B, H, S, V (рисунки 7, 8).

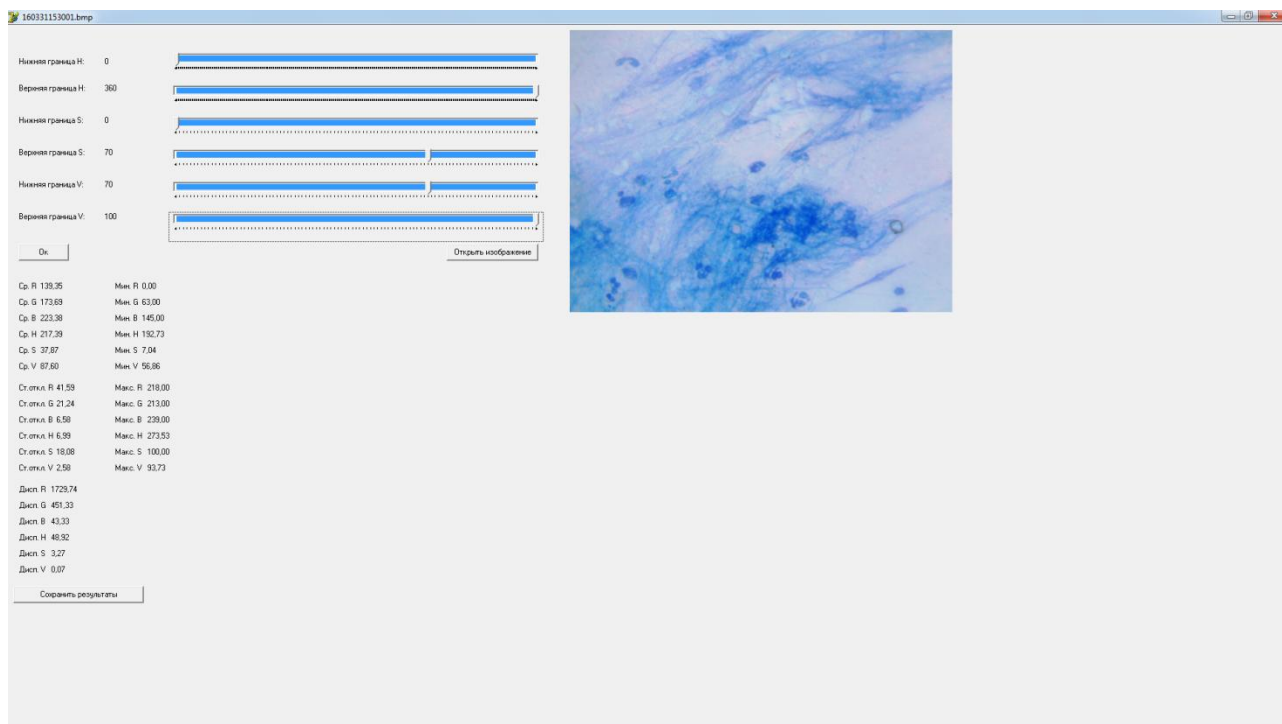


Рисунок 6 – Загрузка изображения

Ср. R 139,35	Мин. R 0,00
Ср. G 173,69	Мин. G 63,00
Ср. B 223,38	Мин. B 145,00
Ср. H 217,39	Мин. H 192,73
Ср. S 37,87	Мин. S 7,04
Ср. V 87,60	Мин. V 56,86
Ст.откл. R 41,59	Макс. R 218,00
Ст.откл. G 21,24	Макс. G 213,00
Ст.откл. B 6,58	Макс. B 239,00
Ст.откл. H 6,99	Макс. H 273,53
Ст.откл. S 18,08	Макс. S 100,00
Ст.откл. V 2,58	Макс. V 93,73
Дисп. R 1729,74	
Дисп. G 451,33	
Дисп. B 43,33	
Дисп. H 48,92	
Дисп. S 3,27	
Дисп. V 0,07	
Сохранить результаты	

Рисунок 7 – Параметры изображения

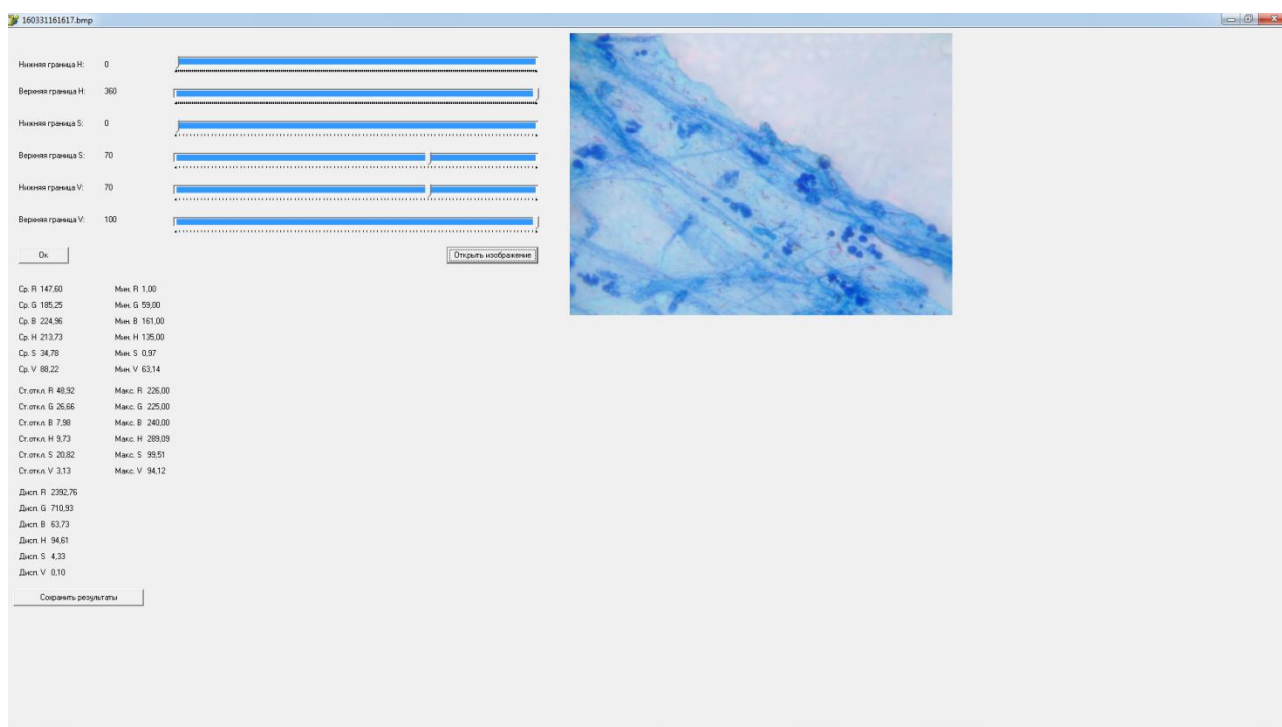


Рисунок 8 – Загрузка изображения с микобактериями

Чем ближе значение нижней границы H к 360, тем ближе к красному цвету окраска объектов на изображении, чем ближе этот параметр к 0, тем ближе к синему цвету. Если значение нижней границы S подбираем ближе к 100, объекты на изображении становятся бледнее, а если ближе к 0 — ярче.



Рисунок 9 – Границы изображения

После загрузки изображения и ручного подбора границ, программа автоматически разделяет объекты, которые окрашены в розовый цвет, от объектов которые окрашены в синий цвет. На экране появляются три изображения с разделенными объектами (стартовое изображение, изображение с интересующими объектами, изображение без интересующих объектов) (рисунок 10).

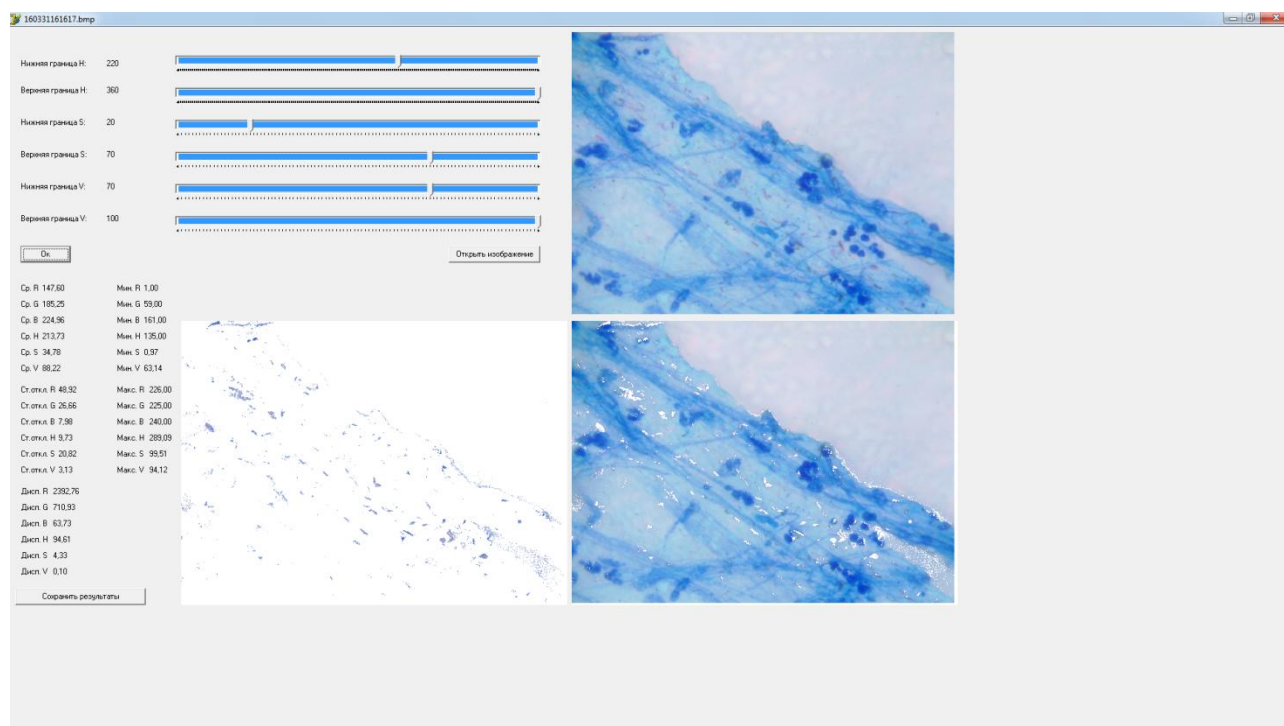


Рисунок 10 – Сегментация изображения

После подбора оптимальных параметров результаты каждого изображения сохраняются (стартовое изображение, изображение с объектами, изображение без объектов, файл с параметрами изображения). Было принято решение осуществлять подбор нижней границы H и нижней границы S автоматически для каждого изображения с использованием искусственной многослойной нейронной сети прямого распространения.

2.3 Автоматизация подбора пороговых границ сегментации изображений

Для автоматизации подбора пороговых значений использовалась нейронная сеть, которая на основе результатов ручного подбора пороговых границ, автоматизирует данный процесс.

Структурной единицей нейронной сети является нейрон, представляющий собой набор математических операций изображено на рисунке 11. Нейроны образуют слои, а слои в свою очередь составляют нейронную сеть. В полносвязной многослойной нейронной сети прямого распространения каждый нейрон предыдущего слоя связан с помощью синапсов с каждым нейроном следующего слоя [Оганезов А. Л].

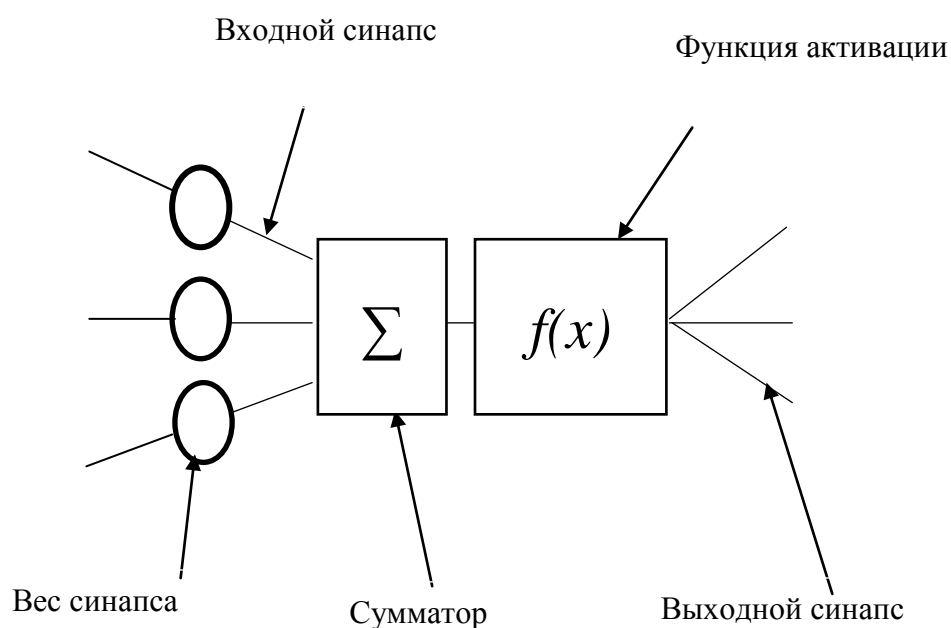


Рисунок 11 – Структурная единица нейронной сети – нейрон

Работа нейрона заключается в проведение нескольких математических операций [Оганезов А. Л]: Сигналы с предыдущих нейронов передаются с помощью синапсов на нейроны следующего слоя; каждый синапс имеет свой вес, на который умножается сигнал, идущий по этому синапсу; сигналы со всех

синапсов нейрона передаются на сумматор, где суммируются в один сигнал; сигнал с сумматора преобразуется с помощью одной из функций активации (сигмоидная функция, гиперболический тангенс, Softmax и т.д.); после преобразования сигнал передается на следующий слой нейронной сети.

Построение нейронных сетей производилось с использованием статистического пакета StatSoft Statistica v.6 путем нескольких итераций их обучения методом обратного распространения ошибки. На первой итерации в качестве входных параметров использовались рассчитываемые на изображении параметры. В качестве параметра, характеризующего качество работы нейронной сети, использовались точность ответа нейронной сети, относительная ошибка и средняя абсолютная ошибка ответа нейронной сети. После каждой итерации проводился анализ важности входных параметров, по результатам которого наименее важный параметр исключался из обучения на следующей итерации.

Оценка важности входных параметров производилась путем анализа чувствительности, входящего в стандартный набор методов в системе Statistica v.6. Анализ чувствительности осуществлялся автоматически путем поочередного удаления каждого входного параметра и определения качества работы нейросети без него. Если нейронная сеть при удалении параметра давала лучшие результаты, то удаленному входному параметру присваивалась низкая важность. Если нейронная сеть при удалении параметра давала хуже результаты, то удаленному входному параметру присваивалась высокая важность. Таким образом, каждая итерация обучения включала в себя обучение нейронной сети, проведение анализа чувствительности и удаление из набора входных параметров, которые имели низкую важность, а каждая последующая итерация производилась без удаленных на предыдущей итерации параметров. Обучение и удаление входных параметров производилось до момента, когда все входные параметры имели высокую важность.

Используя значения R, G, B, Y, H, S и V каждого пикселя на каждом изображении рассчитывались параметры, которые представлены в таблице 2.

Таким образом, на каждом изображении был рассчитан 191 параметр, которые являлись входными для нейронных сетей, с помощью них в последующем осуществлялся подбор нижней границы H и S .

Таблица 2 – Параметры, рассчитываемые на каждом изображении

Параметр	Использование в нейронной сети для подбора нижней границы H	Использование в нейронной сети для подбора нижней границы S
Среднее значение H	+	+
Значение интервала 210–220 гистограммы значений B	+	–
Значение интервала 230–240 гистограммы значений B	+	–
Значение интервала 170–180 гистограммы значений G	+	–
Значение интервала 20–30 гистограммы значений H	+	–
Значение интервала 190–200 гистограммы значений H	+	–
Значение интервала 200–210 гистограммы значений H	+	–
Значение интервала 210–220 гистограммы значений H	+	–
Значение интервала 0–10 гистограммы значений S	+	–
Значение интервала 20–30 гистограммы значений S	+	–
Значение интервала 30–40 гистограммы значений S	+	–
Значение интервала 180–190 гистограммы значений Y	+	–
Значение интервала 210–220 гистограммы значений Y	+	–
Минимальное значение S	+	–
Подобранная с использованием нейронной сети нижняя граница H	–	+
Среднее значение G	–	+
Максимальное значение R	–	+
Значение интервала 240–250 гистограммы значений R	–	+
Значение интервала 110–120 гистограммы значений H	–	+
Значение интервала 170–180 гистограммы значений H	–	+
Значение интервала 70–80 гистограммы значений V	–	+

Выбор структуры нейронной сети осуществлялся также автоматически стандартными средствами системы Statistica v.6. Для построения нейронной сети все 450 изображений были разбиты на 3 выборки: обучающая (314 изображений), тестовая (68 изображений), контрольная (68 изображений). Обучающая выборка использовалась для обучения нейронной сети, тестовая

выборка – для контроля процесса обучения и предотвращения возможного переобучения нейронной сети, контрольная – для расчета параметров, характеризующих качество работы нейронной сети на изображениях, не участвовавших в обучении.

В результате построения нейронной сети для подбора нижней границы N получена нейронная сеть с 14 нейронами во входном слое, 14 нейронами в скрытом слое и одним нейроном выходного слоя. Функциями активации нейронов скрытого слоя была выбрана функция гиперболический тангенс, а функция активации нейронов выходного слоя – экспоненциальная функция. Результаты работы нейронной сети для подбора нижней границы N показывают, что точность на обучающей, тестовой и контрольной выборках довольно высоки, данные представлены в таблице 4.

Таблица 4 — Результаты построения нейронной сети для подбора нижней границы N

Выборка	Точность, %	Относительная ошибка, %	Средняя абсолютная ошибка, ед.
Обучающая	97,9	2,1	1,87
Тестовая	98,5	1,5	1,51
Контрольная	97,5	2,5	2,27

Большинство отклонений вручную подобранных границ N от подобранных границ N нейронной сетью находятся в интервале от -3 до 4. Эти отклонения очень малы, что позволяет использовать полученную нейронную сеть для автоматического подбора нижней границы N на каждом изображении данные представленный на рисунке 12.

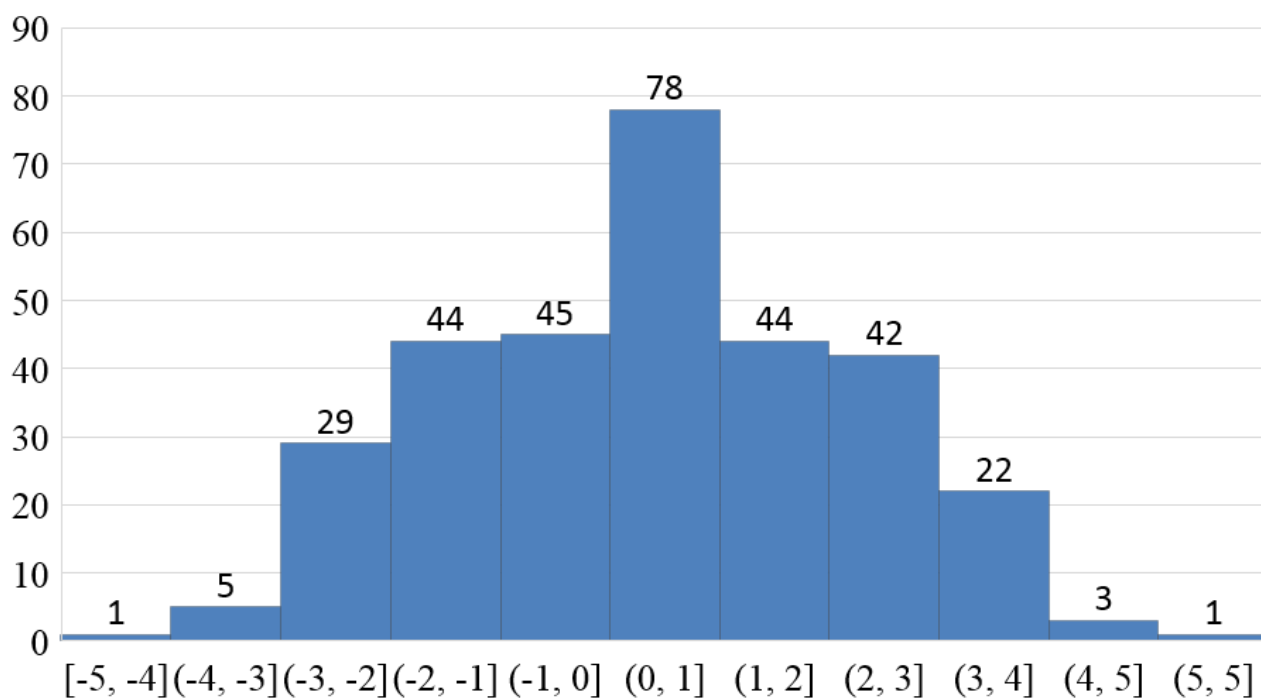


Рисунок 12 – Распределение абсолютных отклонений вручную подобранных границ H от подобранных границ H нейронной сетью

В результате построения нейронной сети для подбора нижней границы S получена нейронная сеть с 8 нейронами во входном слое, 7 нейронами в скрытом слое и одним нейроном выходного слоя. Функциями активации нейронов скрытого слоя была выбрана также функция гиперболический тангенс, а функция активации нейронов выходного слоя – синусоидная функция. Результаты работы нейронной сети для подбора нижней границы S также показывают, что точность на обучающей, тестовой и контрольной выборках довольно высоки, данные представлены в таблице 5.

Таблица 5 — Результаты построения нейронной сети для подбора нижней границы S

Выборка	Точность, %	Относительная ошибка, %	Средняя абсолютная ошибка, ед.
Обучающая	89,4	10,6	0,63
Тестовая	90,8	9,2	0,45
Контрольная	90,1	9,9	0,57

Большинство отклонений вручную подобранных границ S от подобранных границ S нейронной сетью находятся в интервале от -2 до 1. Эти отклонения очень малы, что позволяет использовать полученную нейронную сеть для автоматического подбора нижней границы S на каждом изображении (рисунок).

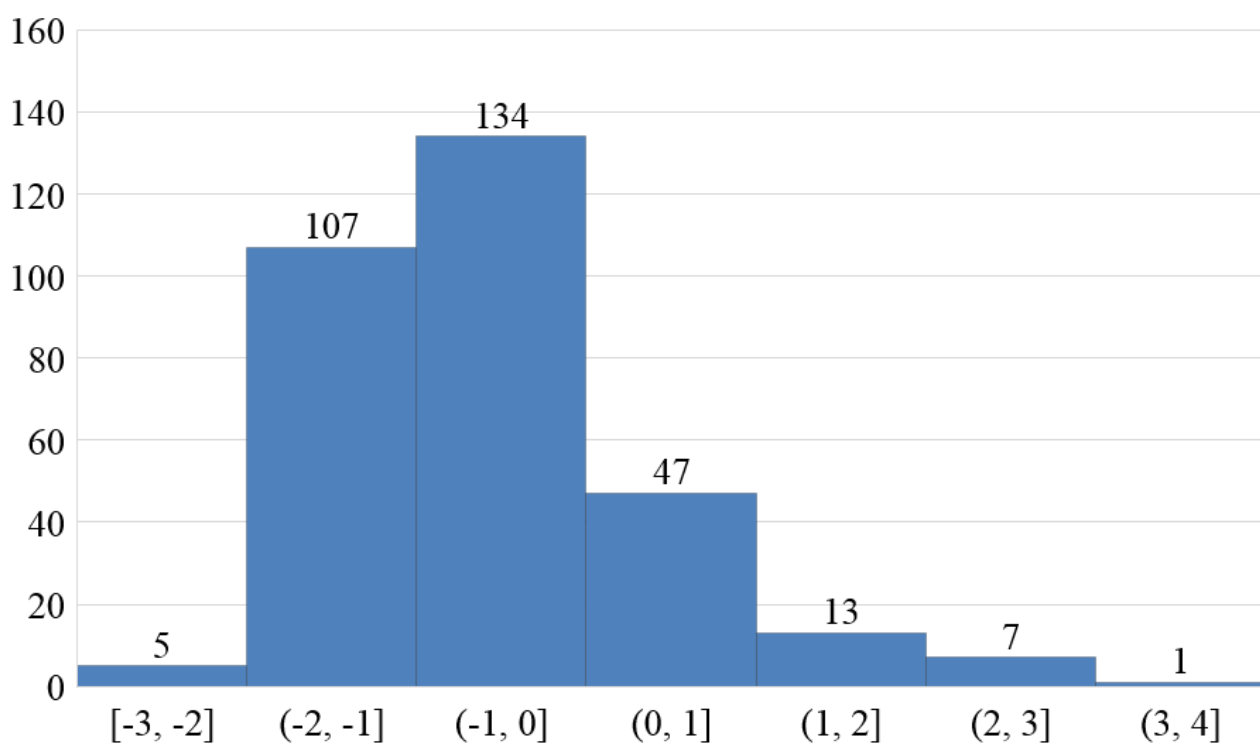


Рисунок 13 – Распределение абсолютных отклонений вручную подобранных границ S от подобранных границ S нейронной сетью

Таким образом, был получен итоговый алгоритм сегментации цифрового изображения микроскопического препарата мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена, представлен на рисунке 14.

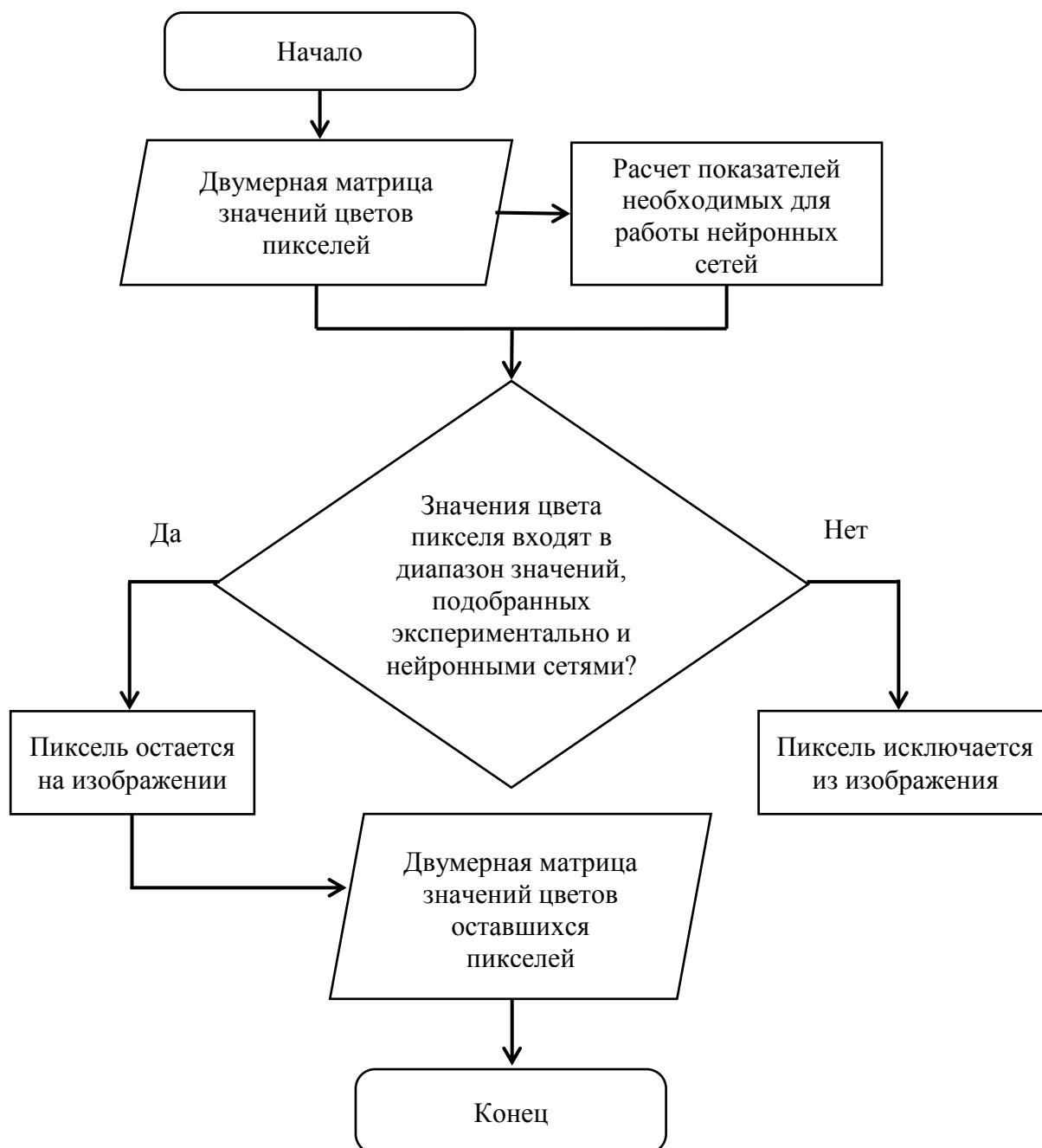


Рисунок 14 – Алгоритм сегментации изображения

На входе имеется двумерная матрица значений цветов пикселей, которая используется для подбора нижних границ H и S нейронными сетями; остальные граничные значения являются стандартными для каждого изображения; далее разработанный алгоритм все пиксели делит на два класса: те, которые входят в диапазон значений, подобранных экспериментально и нейронными сетями, в результате чего пиксель остается на изображении и те, которые не входят в диапазон значений, подобранных экспериментально и нейронными сетями, в

результате чего пиксель исключается из изображения. И на выходе мы имеем двумерную матрицу значений цветов оставшихся пикселей.

Пример сегментации изображения с использованием разработанного алгоритма. Стандартное изображение мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена, при 600 кратном увеличении. Красным окрашены микобактерии туберкулеза (рисунок 15а). После применения разработанного алгоритма на изображении остаются лишь те объекты, которые в последующем могут оказаться действительно микобактериями туберкулеза или другими объектами (рисунок 15б). В таблице 6 представлены все исследуемые параметры.

Таблица 6 — Параметры полученные на этапе предобработки изображения

Параметр	Значение
Среднее значение Н	218,4
Значение интервала 210–220 гистограммы значений В	17732
Значение интервала 230–240 гистограммы значений В	156088
Значение интервала 170–180 гистограммы значений G	24078
Значение интервала 20–30 гистограммы значений Н	0
Значение интервала 190–200 гистограммы значений Н	194
Значение интервала 200–210 гистограммы значений Н	34097
Значение интервала 210–220 гистограммы значений Н	127291
Значение интервала 0–10 гистограммы значений S	5503
Значение интервала 20–30 гистограммы значений S	38166
Значение интервала 30–40 гистограммы значений S	40917
Значение интервала 180–190 гистограммы значений Y	25460
Значение интервала 210–220 гистограммы значений Y	24542
Минимальное значение S	2,3
Среднее значение G	176,2
Максимальное значение R	229
Значение интервала 240–250 гистограммы значений R	0
Значение интервала 110–120 гистограммы значений Н	0
Значение интервала 170–180 гистограммы значений Н	14
Значение интервала 70–80 гистограммы значений V	68892

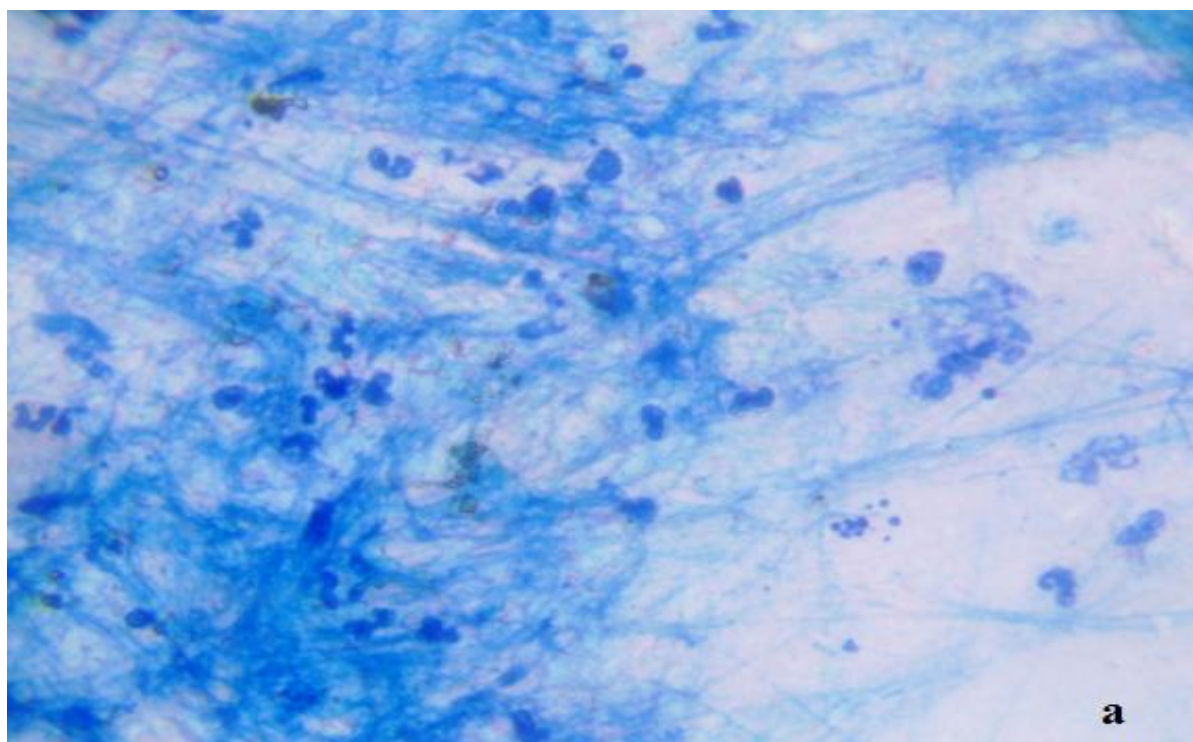


Рисунок 15 – Пример микроскопического цифрового изображения мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена при увеличении 10х60 (а – первоначальное изображение, б – сегментированное изображение (нижняя граница Н – 229, нижняя граница S – 23))

2.4 Время работы алгоритма

Учет времени работы алгоритма осуществлялся на персональном компьютере со следующими характеристиками: процессор Intel® Core™ i5–3330S 2,70 GHz, оперативная память 4,00 ГБ, 32–разрядная операционная система Microsoft Windows 7 Корпоративная Service Pack 1.

Время работы алгоритма показывает, что наиболее затратным по времени является этап непосредственно сегментации, наименее затратный этап по времени – подбор нижних границ H и S нейронными сетями. Среднее время работы алгоритма составляет 18,8с (данные представлены в таблице 7).

Таблица 7 – Время работы алгоритма

Этап работы алгоритма	Минимальное время, сек	Среднее время, сек	Максимальное время, сек
Расчет параметров необходимых для работы нейронных сетей	8,907	9,532	9,542
Подбор нижних границ H и S нейронными сетями	0,004	0,006	0,007
Непосредственно сегментация изображения	9,235	9,266	9,703
Общее время работы алгоритма	18,146	18,804	19,252

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Были рассмотрены основные понятия обработки изображений, основные задачи, связанные с обработкой изображений, проанализированы и исследованы основные методы сегментации. В процессе работы были выяснены характеры поведения алгоритмов на различного рода изображениях, отличающихся как по структуре, так и по содержанию. Выявлены основные черты отличия алгоритмов друг от друга, выявлены и продемонстрированы основные недостатки и достоинства каждого из алгоритмов.

Разработанная методика предварительной обработки изображений на основе нейронных сетей позволяет в автоматическом режиме осуществлять подбор индивидуальных значений нижних границ H и S , используемых в последующем для сегментации данных изображений.

Разработанный алгоритм сегментации изображений, основанный на анализе значений цвета пикселей, представленных цветовой моделью HSV, позволяет исключить из изображения объекты, заранее не являющиеся кислотоустойчивыми микобактериями.

Время работы разработанного алгоритма сегментации изображений микроскопических препаратов, окрашенных по методу Циля-Нильсена, позволяет использовать данный алгоритм в системах автоматизированной бактериоскопической диагностики туберкулеза.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Артюхова, О. А. Разработка алгоритма автоматической сегментации флуоресцентно-микроскопических изображений препаратов клеточных культур для задач микробиологии / О. А. Артюхова, А. В. Самородов // Электронный научно-технический журнал. – 2013. – № 6. – С. 275–288.
2. Гостюшкин В. В. Методы повышения эффективности компьютерных автоматизированных технологий в задачах радионуклидной диагностики / В. В. Гостюшкин, В. Л. Коваленко, Н. Э. Косых, С. З. Савин // Врач и информационные технологии. – 2013. – № 6. – С. 42–48.
3. Дороничева А. В. Методы распознавания медицинских изображений для задач компьютерной автоматизированной диагностики / А. В. Дороничева, С. З. Савин // «Дальневосточный государственный медицинский университет», г. Хабаровск.
4. Еремеева Н. И. Эффективность выявления больных туберкулезом с бактериовыделением в клинко-диагностических лабораториях учреждений первичной медико-санитарной помощи Урала в 2010–2012 гг. // Туберкулез и болезни легких. 2015. №7. С.40–42.
5. Королев В. Ю. Непараметрическое оценивание функции плотности смесей вероятностных законов с помощью ЕМ-алгоритма / В. Ю. Королев, А. Ю. Корчагин, О. А. Морева // Системы и средства информатики. – 2012. – Т. 22, – № 2. – С. 197–226.

6. Вудс, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Вудс, Р. Гонсалес. // Москва: ТЕХНОСФЕРА, 2005. — 1072 с.
7. Визильтер, Ю.В. Обработка и анализ цифровых изображений с примерами на LabVIEW и IMAQ Vision / Ю.В. Визильтер [и др.]. // Москва: ДМК, 2007. — 464 с.
8. Яне, Б. Цифровая обработка изображений / Б. Яне. // Москва : ТЕХНОСФЕРА, 2007. — 584 с.
9. Грузман, И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах / И.С. Грузман [и др.]. // Новосибирск : НГТУ, 2002. — 352 с.
10. Вежнев В. Выделение связных областей в цветных и полутоновых изображениях [Электронный ресурс] / И.М. Журавель. // Режим доступа:
http://www.ict.edu.ru/lib/index.php?a=elib&c=getForm&r=resDesc&d=light&id_res=2397.
11. И.М. Журавель. «Краткий курс теории обработки изображений» [Электронный ресурс]. // Режим доступа:
<http://matlab.exponenta.ru/imageprocess/book2/76.php>.
12. ТелеМедТехника — Системы ввода и анализа изображений [Электронный ресурс]. // Режим доступа: <http://telemed-spb.narod.ru/defect.htm>

13. Технологии будущего [Электронный ресурс]: Новости журнала Технологии Будущего. // Режим доступа: <http://transchelovek.moy.su/forum/5-290-2>.

14. Препарирование изображения [Электронный ресурс]. // Режим доступа:
<http://www.masters.donntu.edu.ua/2006/kita/yeastyunicheva/library/art06.htm>.

15. Антощук, С.Г. Информационная технология для распознавания лиц в реальном времени с использованием WEB-камеры / С.Г. Антощук, Н.А. Крысенко, Т.А. Бурак // Міжвідомчий науково — технічний збірник. — 2007. — Выпуск 69. — С. 67–71.

16. Френсис, Хилл Open GL для профессионалов: программирование компьютерной графики / Хилл Френсис. — 2-ое изд.. / Санкт-Петербург : ПИТЕР, 2002. — 1088 с.

17. Страуструп, Б. Язык программирования C++ / Б. Страуструп. // Москва : БИНОМ, 2002. — 1099 с.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Презентационный плакат №1

Разработка алгоритма определения микобактерий на микроснимках для выявления туберкулеза

Д. С. Меснянкин

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Презентационный плакат №2

Цель

Разработка алгоритма сегментации цифровых изображений микроскопических препаратов мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена с использованием многослойных нейронных сетей.

ПРИЛОЖЕНИЕ В

Презентационный плакат №3

Задачи

- 1. Разработать способ предварительной обработки изображений микроскопических препаратов мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена для их последующей сегментации.**
- 2. Разработать алгоритм сегментации изображений микроскопических препаратов мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена.**
- 3. Оценить время работы разработанного алгоритма сегментации изображений микроскопических препаратов мокроты, окрашенной по методу Циля-Нильсена.**

ПРИЛОЖЕНИЕ Г

Презентационный плакат №4

Пороговая сегментация

Пороговые методы – методы сегментации, основанные на разделении изображения на 2 и более частей, основываясь на некоторых пороговых значениях. Данные методы обладают интуитивно понятными свойствами и просты в реализации.

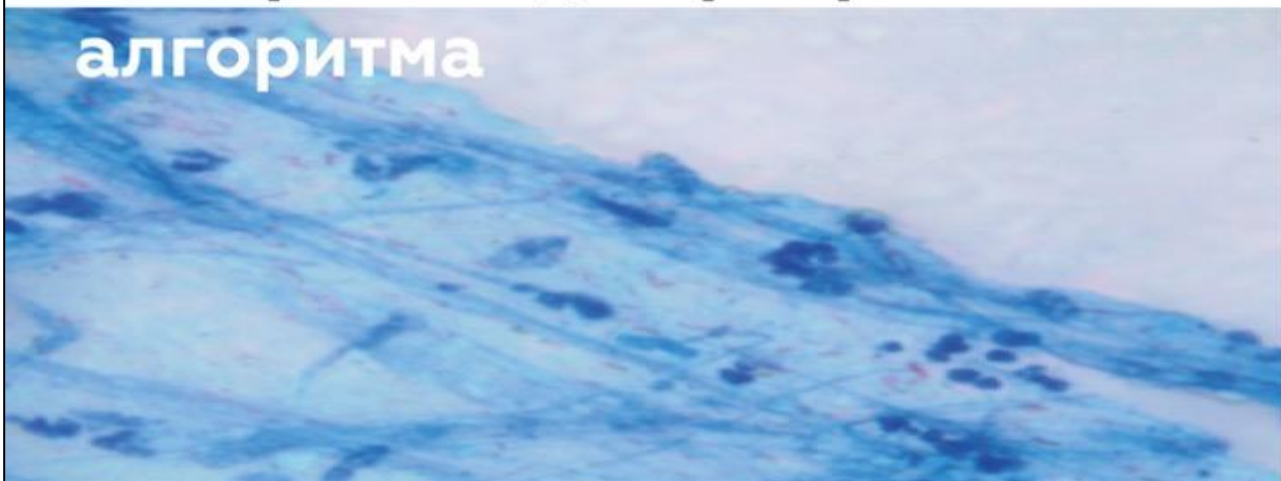
Базовыми являются два метода:

- метод с глобальным порогом;**
- метод с адаптивным порогом.**

ПРИЛОЖЕНИЕ Д

Презентационный плакат №5

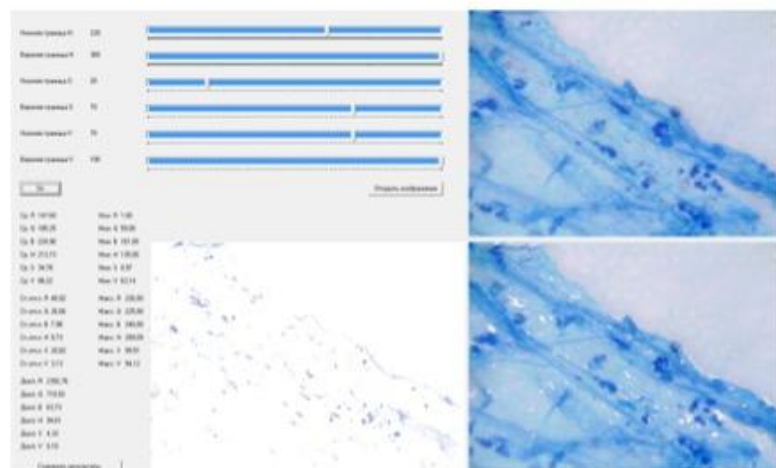
Материалы для разработки алгоритма



ПРИЛОЖЕНИЕ Е

Презентационный плакат №6

Ручной подбор пороговых границ



ПРИЛОЖЕНИЕ Ж

Презентационный плакат №7

Нейросетевая модель

191
параметр

450
изображений

обучающая выборка

314 изображений

тестовая выборка

68 изображений

контрольная выборка

68 изображений

ПРИЛОЖЕНИЕ 3

Презентационный плакат №8

Нейросетевая модель

97,5%

Результаты построения нейронной сети
для подбора нижней границы H

90,1%

Результаты построения нейронной сети
для подбора нижней границы S

ПРИЛОЖЕНИЕ И
Презентационный плакат №9

Алгоритм



ПРИЛОЖЕНИЕ К

Презентационный плакат №10

Результат

